

DOI: 10.7512/j.issn.1001-2303.2026.03.10

基于谱线比纹理图的激光能量沉积稀释率实时评估

张志芬^{1,2}, 王杰^{1,2}, 白子健^{1,2}, 张琦², 温广瑞^{1,2}, 林益文^{3,4}

1. 西安交通大学 航空动力系统与等离子体技术全国重点实验室, 陕西 西安 710049

2. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049

3. 中国核动力研究设计院, 四川 成都 610213

4. 核能增材制造四川省重点实验室, 四川 成都 610213

摘要: 针对激光定向能量沉积(LDED)熔覆层强度实时可靠评估难题, 提出了基于双路光电倍增管(PMT)谱线比时间尺度纹理图的激光能量沉积稀释率实时评估方法。利用所开发的双路窄带滤光片-PMT采集系统, 实现了对基板合金元素和熔覆粉末合金元素等离子体光谱信号的同步采集, 进一步通过多尺度滑动窗口将所选合金元素光谱信号比值转换为二维纹理图, 有效保留了光谱信号动态结构与时间相关性; 最后提出了融合可变形卷积与SKAttention机制的改进深度学习网络SK-D ResNet稀释率分类模型。验证结果表明, 该网络在测试集上实现98.03%的分类准确率, 较传统卷积网络提升4.77%以上。所提方法为核能等领域重大装备关键构件LDED修复与制造过程熔覆层质量的可靠高精度监测提供了有效解决思路。

关键词: 激光定向能量沉积; 光电倍增管; 等离子体光谱; 稀释率

中图分类号: TG665 文献标识码: A 文章编号: 1001-2303(2026)03-0073-09

Real-time Evaluation of Laser Energy Deposition Dilution Rate based on Spectral Line Ratio Texture Maps

ZHANG Zhifen^{1,2}, WANG Jie^{1,2}, BAI Zijian^{1,2}, ZHANG Qi², WEN Guangrui^{1,2}, LIN Yiwen^{3,4}

1. National Key Laboratory of Aero-Engine and Gas Turbine Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

3. China Nuclear Power Research and Design Institute, Chengdu 610213, China

4. Nuclear Power Additive Manufacturing Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610213, China

Abstract: To address the challenge of real-time and reliable evaluation of the strength of laser-directed energy deposition (LDED) clad layers, this paper proposes a real-time evaluation method for laser energy deposition dilution rate based on the time-scale texture map of the spectral line ratio using a dual-channel photomultiplier tube (PMT). A developed dual-channel narrow-band filter-PMT acquisition system is utilized to achieve synchronous collection of plasma spectral signals from substrate alloy elements and cladding powder alloy elements. Furthermore, by employing multi-scale sliding windows, the one-dimensional spectral line ratio signal is converted into a two-dimensional texture map, effectively preserving the dynamic structure and temporal correlation of the spectral signals. Finally, an improved deep learning network for dilution rate classification, named SK-D ResNet, is proposed, which integrates deformable convolution with the SKAttention mechanism. Verification results show that the network achieves a classification accuracy of 98.03% on the test set, representing an improvement of more than 4.77% compared to traditional convolutional networks. The proposed method provides an effective solution for reliable and high-precision monitoring of LDED repair and manufacturing processes for critical components of major equipment in fields such as nuclear energy.

Keywords: laser directed energy deposition; photomultiplier tube; plasma spectroscopy; dilution rate

收稿日期: 2026-01-20 修回日期: 2026-02-24

基金项目: 核能增材制造四川省重点实验室开放课题(K9011027001-05-FWHT-WU-20240433)

作者简介: 张志芬(1984—), 博士, 教授, 博导, 主要从事金属激光增材制造声光热融合监控研究。E-mail: zzf19@xjtu.edu.cn。

引用格式:张志芬,王杰,白子健,等. 基于谱线比纹理图的激光能量沉积稀释率实时评估[J]. 电焊机, 2026, 56(3): 73-81.

Citation:ZHANG Zhifen, WANG Jie, BAI Zijian, et al. Real-time Evaluation of Laser Energy Deposition Dilution Rate based on Spectral Line Ratio Texture Maps[J]. Electric Welding Machine, 2026, 56(3): 73-81.

0 引言

激光能量沉积技术(LDED)作为增材制造领域的核心技术之一,凭借高精度、高成形质量等优势,广泛应用于核能、航空航天等领域^[1]。然而,LDED工艺的复杂性,包括激光-材料相互作用的动态性、熔池行为的不稳定性以及热循环的复杂性,导致制造或修复质量不可靠,严重阻碍了其广泛的工业应用。实现LDED过程的实时、准确监测对于提高制造质量可靠性和稳定性至关重要^[2]。

LDED过程在线监测技术主要集中在光学监测、声学传感、激光扫描和X射线监测等方面。如Xiang Li等人通过红外热成像技术监测熔池的温度分布,可以间接反映能量输入和材料熔化行为,利用了高速中波红外同轴相机监测LDED过程,能够有效捕捉到瞬态的工艺变化^[3];使用高速摄像捕捉熔池几何形状、尺寸和动态行为,以及飞溅物的形成等,以及利用U-Net语义分割模型结合高速摄像已被用于实时检测线材激光能量沉积过程中的残余热影响区和滴落缺陷^[4-6]。然而,在复杂动态的LDED环境中,传统的单一传感器容易受到噪声和干扰的影响,导致监测数据不准确,尤其是在高反射率材料(如铜合金)加工时,低激光吸收率和高导热性增加了过程控制的难度^[7-10]。例如,CuCrZr合金的LDED过程中,常常出现汽化和润湿不良等问题,这些现象需要在更高精度和鲁棒性下进行监测和识别^[11]。

光谱监测为实时质量控制提供了重要依据,通过光谱的特征峰分析,可以实时识别熔池中各组分的含量与分布变化^[12]。在LDED过程中,稀释率是影响成形件微观组织、力学性能和使用寿命的关键指标,直接反映基板熔融比例与沉积层成分均匀性,对成形件的微观组织、力学性能及使用寿命起决定性作用^[6,13]。例如,激光诱导击穿光谱(LIBS)技术已被用于监测分级Fe-Ni合金在定向能量沉积过程中的元素组成,多路信号监测技术通过多组同

步检测路径实现信号捕获的冗余设计,从而改善了传统探测系统在复杂环境中的抗干扰能力^[14]。但是,传统CCD型光谱仪采样率较低,难以满足LDED高速制造的需求;此外,LDED激光诱发的等离子体与其激光功率密度息息相关,当功率密度较低时,所诱导的等离子体光谱辐射相对较弱,CCD光谱仪难以实现精确灵敏捕获,因此,亟需一种兼具高时间分辨率与高灵敏度的新型光谱采集仪器,以解决LDED快速制造与微弱光谱的难题。本文基于自研的双路光电倍增管光谱采集系统,实现了对所选关键合金元素波长光谱的同步、高速及高灵敏度采集,并提出了谱线比值的光谱特征计算方法,以精确表征熔覆层动态过程合金元素的微弱变化;其次,利用滑动窗口法构建了谱比二维纹理图,提出了融合可变形卷积与SKAttention机制的改进深度学习网络SK-D ResNet稀释率分类模型,实现了对钴基高温合金LDED熔覆层稀释率的精确原位评估。

1 试验方法

试验基于光电倍增管功能特性以及功能需求。用于激光能量沉积的基板为304不锈钢,规格尺寸300 mm×300 mm×20 mm,其具体化学成分如表1所示。对其上下表面进行打磨处理,去除表面缺陷和氧化层。此外,为了避免基板表面的油污、灰尘和残留的金属粉末对熔覆实验的影响,还需用无水乙醇对基板上表面进行擦拭清洗,确保其表面干净光洁。粉末为Stellite 6钴基高温合金,其化学成分如表2所示,激光沉积实验的工艺参数如表3所示,沉积熔道顺序如图1所示。

光电倍增管(PMT)具有采样频率高、造价低、灵敏度高优点,可以将光信号转换成电信号,但

表1 304不锈钢基板化学成分(质量分数,%)

C	Si	Cr	Ni	S	N	Mn	P	Fe
0.044	0.333	18.07	8.08	0.005	0.035	0.791	0.024	余量

表2 Stellite 6粉末化学成分(质量分数,%)

Table 2 Chemical composition of stellite 6 powder (wt. %)

C	Si	Cr	Ni	W	Mo	Mn	Co	Fe
1.15	1.1	29	3	4	1	0.5	余	3

表3 单层单道全面实验设计

Table 3 Single-layer single-channel comprehensive experimental design

工艺参数	激光功率/W	扫描速度/(mm·s ⁻¹)	送粉速度/(g·min ⁻¹)
水平1	2 200	8	15.3
水平2	2 600	12	20.4
水平3	3 000	16	25.5

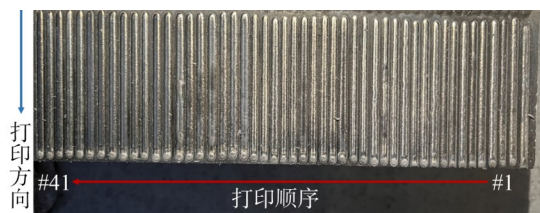


图1 打印熔道顺序

Fig. 1 Print the sequence of melt channels

是传统PMT无法像光谱仪一样提供光谱分辨率,只能检测光强度的变化,无法直接区分不同波长的光信号,这使得其无法精准采集到激光能量沉积过程中关键元素的谱线强度。因此,本研究创新性设计了双路光电倍增管采集单元,如图2所示,通过窄带滤光片的波长筛选作用,实现LDED过程关键元素特征谱线光强的精准采集。



图2 光电倍增管采集单元

Fig. 2 Photomultiplier tube acquisition unit

采集单元选用滨松H10722系列PMT,其能够采集230~870 nm波段的光强信号。结合基板与熔覆粉末的关键元素谱线波段FeI(449.488 nm),Co(454.403 nm)和背景(445 nm),选用波段为450±5 nm(FeI)、455 nm±5(Co)和445±5 nm(背景)的窄带滤光片,以采集关键元素谱线强度,克服普通光电倍增管

无法提供光谱分辨率的问题。LDED过程中等离子体光信号以熔池为中心向外辐射,试验采用准直镜收光、准直,再通过数字采集卡对数据实时采集、存储与信号转换,实现PMT输出电信号的高精度数字化,为后续信号处理与特征提取提供保障。

由于所需采集的关键元素谱线不止一条,采用多个光电倍增管并联的形式,通过多通道光纤将激光能量沉积过程中的光信号均匀地输入到多个光电倍增管中,从而实现多个关键元素波段谱线的采集。本文制定的激光能量沉积过程“多通道光纤-窄带滤光片-光电倍增管”光信号采集系统如图3所示。

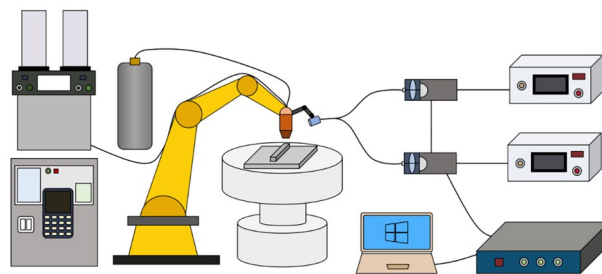


图3 双路光电倍增管光信号采集系统示意

Fig. 3 Schematic diagram of the dual-channel photomultiplier tube optical signal acquisition system

综上,该采集系统主要由激光能量沉积成形系统、信号采集系统和信号储存系统三部分组成。激光能量沉积成形系统包括机器人及其控制系统、送粉系统、激光沉积系统、气氛保护系统、成形工作台等。双路光电倍增管信号采集系统包括单通道光纤、准直镜、光纤分光器、窄带滤光片、光纤滤光片连接件、光电倍增管、光电倍增管电源;单通道光纤输入端与准直镜相连从而改善光束的方向性和增强信号的收集效率,输出端与光纤分光器相连;准直镜通过准直镜固定夹具固定在熔覆头上,以保证采集视角与熔池保持相对静止。信号储存系统包括数字采集卡和采集电脑;数字采集卡输入端与光电倍增管相连,以获得采集数据;数字采集卡输出端与采集电脑相连接。用于本试验的光电倍增管光信号监测实验台如图4所示。

2 试验结果与分析

2.1 谱线比时间尺度纹理图构建

为实现LDED过程稀释率的精准表征,本文提

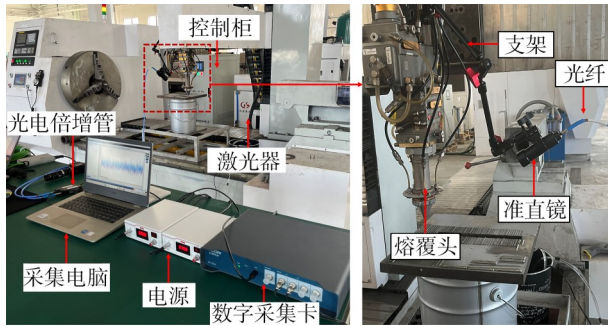


图4 光电倍增管光信号监测实验台

Fig. 4 Photo-multiplier tube optical signal monitoring experimental platform

出基于谱线能量比的时间尺度纹理图像构建方法, 通过将一维光谱时序信号转化为二维纹理图像, 提取信号深层次特征, 并借助深度学习网络实现稀释率的监测。PMT采集的数据格式为一维谱线比序列信号, 对于这种长度为 L 的一维关键元素谱线比序列信号 $x(t)$, 当滑动窗口长度 W 和时间尺度因子 t 确定后, 将生成数量为 $\text{ceil}((L-W)/\tau+1) \times W$ 的纹理特征图。其中, ceil 表示向上舍入函数, 因为在信号的末尾会采用零填充技术来保证图像矩阵的完整性。时间尺度纹理图构建如图5所示。

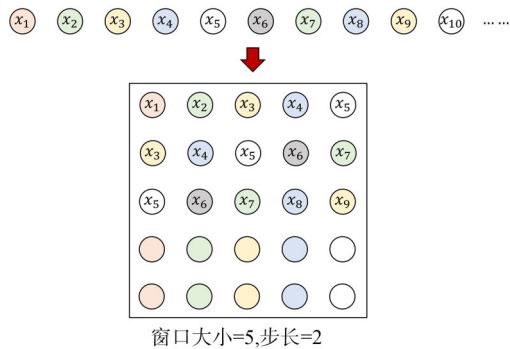
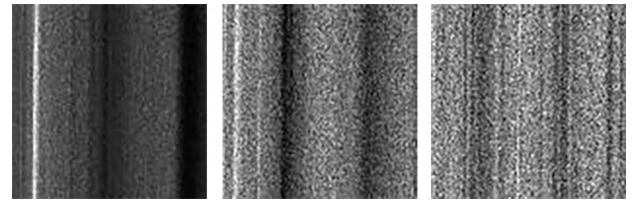


图5 时间尺度纹理图构建

Fig. 5 Construction of time-scale texture map

时间尺度纹理图能够有效地表征信号的结构分布及其时间相关性。为了确保模型能够有效地从原始信号中提取有意义的特征, 将时间尺度纹理图的窗口长度设定为100, 时间尺度因子设置为50, 生成尺寸为 100×100 的像素矩阵, 捕捉谱线比中的时域特征。并按稀释率大小将实验数据分为三组, 分别为: $0 \sim 0.25$, $0.25 \sim 0.35$, $0.35 \sim 0.5$ 。不同稀释率大小的时间尺度纹理图如图6所示。可以发现, 纹理图的垂直方向上有多条黑色或白色的纹理带, 这说明

所提取的关键元素谱线比在垂直方向上有重复的、周期性的纹理特征, 导致该方向上的像素值变化呈现规律性, 可能与激光脉冲频率、激光能量密度等工艺参数有关。此外, 随着稀释率的增加, 纹理图的整体亮度更高, 表面其纹理图能量在不断增加, 且纹理带与周围像素的对比度在逐步降低



(a)0~0.25 (b)0.25~0.35 (c)0.35~0.5

图6 不同稀释率的时间尺度纹理

Fig. 6 Time-scale texture maps of different dilution rates

2.2 基于SK-D ResNet的稀释率监测

2.2.1 SK-D ResNet监测模型设计

传统的卷积神经网络(CNN)虽然在图像分类中取得了成功, 但在面对复杂的图像变换、尺度变化时, 往往难以有效捕捉全局信息和多尺度特征。而时间尺度纹理图包含了关键元素谱线比的多尺度特征, 对网络的多尺度特征捕捉能力提出了更高的要求。针对上述问题, 本文提出了一种改进的ResNet卷积网络, SK-D ResNet (SKAttention-Deformable ResNet)。该网络保留ResNet网络的经典架构, 并将其Residual Block中的普通卷积模块改为可变形卷积(Deformable Convolution)来扩展卷积操作的局部感知能力。可变形卷积通过学习卷积核的空间位置偏移, 使得卷积操作可以灵活地适应输入图像的几何变形, 进而更好地处理具有变形、扭曲或尺度变化的图像数据。同时, 引入了SK Attention机制, 通过自适应选择特征通道和空间位置, 进一步提升了网络对稀释率监测中关键特征的感知能力。该网络的整体框架如图7所示。

为了评估SK-D ResNet监测模型在不同稀释率条件下对时间尺度纹理图的识别有效性与准确性, 本研究设计了一系列实验。具体而言, 将所有实验数据根据稀释率的大小分为三类(低、中、高), 如表4所示。随后, 将这些类别作为标签, 对不同稀释率条件下的光谱信号进行分类任务。数据集按照6:2:2的比例分割为训练集、验证集和测试集。

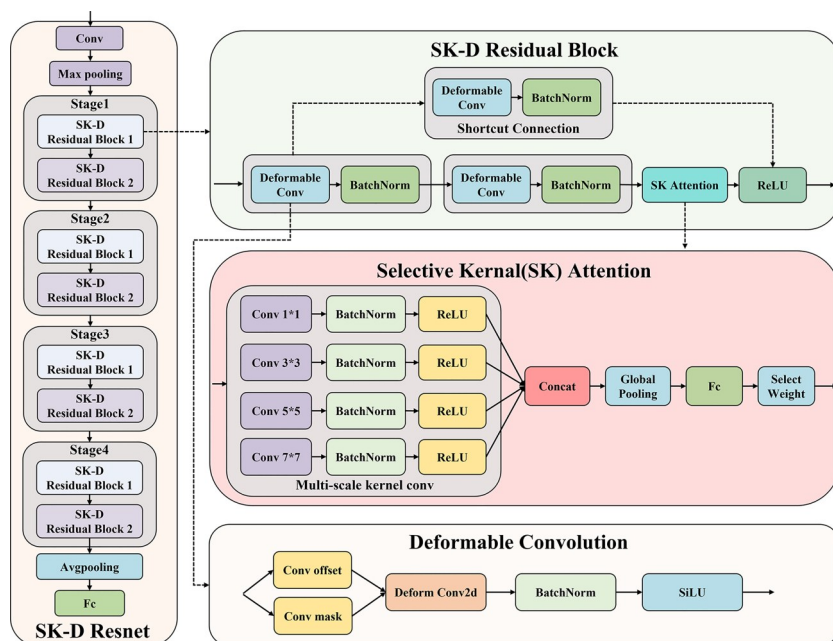


图 7 SK-D ResNet 框架

Fig. 7 SK-D ResNet framework

表 4 光谱数据分类标签

Table 4 Spectral data classification labels

稀释率	数据量	标签
0~0.25	3 578	0
0.25~0.35	3 439	1
0.35~0.5	2 100	2

2.2.2 网络消融实验

实验在 Windows 操作系统上进行,使用英特尔酷睿 i5 13600KF 中央处理器,3.50 GHz 和 32 GB 内存。此外,还使用了 16 GB 内存的 NVIDIA GeForce RTX 4080 SUPER 显卡。SK-D ResNet 网络框架基于 Python 3.7 和 Pytorch 平台搭建。

采用 AdamW 作为优化器,权重衰减(weight decay)设为 0.05,初始学习率为 0.000 1,批量大小(batch size)设为 8,训练轮次(epoch)为 100。为了提高分类结果的可靠性,每次实验进行 5 次,利用平均结果确定最终指标。为了保证结果对比的公平性,所有对比网络都在相同的配置环境、相同参数设置下运行。

本文通过一系列消融实验验证不同网络模块对网络性能的影响,分别对比 ResNet 网络、SK-ResNet 网络、D-ResNet 网络以及 SK-D ResNet 的网络性能,结果对比如表 5 所示。

从结果可以看出,SK-D ResNet 各项指标在消

表 5 SK-D ResNet 消融实验

Table 5 Abandonment experiment of SK-D ResNet

网络	训练集准确率/%	验证集准确率/%	测试集准确率/%
ResNet	98.86	92.83	91.75
D-ResNet	96.65	94.26	93.54
SK-ResNet	100	96.41	95.87
SK-D ResNet	100	98.38	98.03

融实验中都是最好的,训练集、验证集、测试集准确率分别达 100%、98.38% 和 98.03%,相较于 SK-ResNet 验证集与测试集准确率分别提高了 1.97% 和 2.16%。这体现了 SK 注意力机制及可变卷积对 ResNet 网络及时间尺度纹理图的良好适配性。

D-ResNet 相较于原始 ResNet,训练集准确率略有下降,但验证集和测试集准确率均有上升,说明可变卷积能够有效避免网络过拟合现象,将网络的学习能力集中在模型的泛化能力上,从而在未知测试数据上实现更高的分类准确率;相较于传统的卷积操作,可变形卷积通过引入可学习的偏移量,使卷积核能够动态调整采样位置,更灵活地适应图像中特征的空间变化,这对于时间尺度纹理图的特征提取有很大的帮助。

SK-ResNet 的训练集、验证集、测试集准确率分别达到 100%、96.41% 和 95.87%,与 ResNet 相比各项指标均有明显提升,表明引入的 SKAttention 模块

能够有效增强网络的特征提取能力和泛化能力;同时,其多尺度特征融合机制可准确捕捉稀释率变化带来的细微纹理差异,为模型在不同数据集上的高准确率表现奠定基础。通过多尺度卷积核(1×1 、 3×3 、 5×5 、 7×7)的组合,网络能够捕捉到输入特征图中更丰富的多尺度信息,并利用注意力机制动态调整不同卷积尺度的权重,使网络可根据输入图像特性选择最合适的尺度特征,从而提升模型在复杂特征识别任务中的表现。

为进一步体现不同模块对分类结果的影响,对消融实验中各个网络绘制混淆矩阵如图8所示。混淆矩阵的行和列分别对应真实标签和网络预测标

签,对角线上的数值反映模型对各类别的分类准确性,数值越高表明模型对该类别的识别能力较强,同时混淆矩阵还能揭示类别不平衡对模型性能的影响。从结果可见,ResNet容易将标签0和标签1混淆,二者分别对应稀释率0~0.25和稀释率0.25~0.35,因该两个区间稀释率相近,所提取的谱线比时间尺度纹理图特征相似度较高,而原始ResNet缺乏多尺度分析与微弱特征的提取能力,因此易产生识别误差。D-ResNet、SK-ResNet以及SK-D ResNet的混淆矩阵对角线元素更为集中,错误标签更少,其中SK-D ResNet的效果最好,这体现了SK-D ResNet性能的优越性。

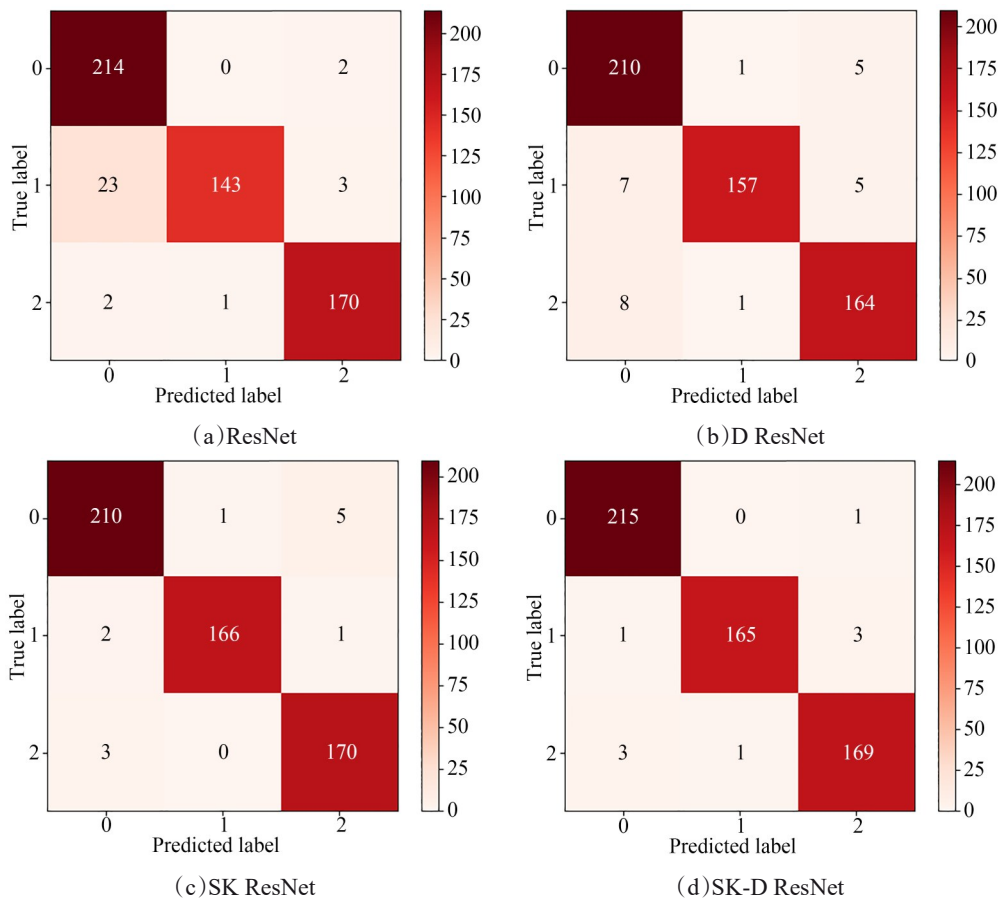


图8 消融实验混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of the ablation experiment

图9为消融实验中各个网络的验证集准确率。可以看出,ResNet的训练速度较慢,需训练29轮次才能使验证集准确率达90%,说明常规ResNet虽在特征提取上表现稳定,但优化效率较低,对复杂数据集的收敛速度较慢,这是由于传统卷积的固定采

样模式限制了网络对图像复杂特征的捕捉能力,导致网络需要更多的训练轮次才能完成对数据特征的充分学习。相比之下,D ResNet、SK ResNet的训练速度明显加快,达到90%准确率所需训练轮次分别为15轮和14轮,这说明可变形卷积和SK Atten-

tion模块分别从动态特征提取和多尺度特征融合的角度提升了网络的学习效率。可变形卷积通过调整卷积核的采样位置,使得网络更灵活地适应输入特征的空间变化,减少了冗余计算;而SK Attention模块通过引入自适应注意力机制,有效选择并融合不同尺度的特征,使网络能够更快地识别关键特征,从而加速了训练过程。与上述网络相比,SK-D ResNet的训练速度提升十分明显,仅需8轮就将准确率提升至90%,且其在任何一个训练阶段的准确率均高于其他三个网络,这说明SK Attention模块与可变形卷积的融合实现了高度协同的特征提取机制,这种协同作用显著提高了网络的优化效率和性能表现。

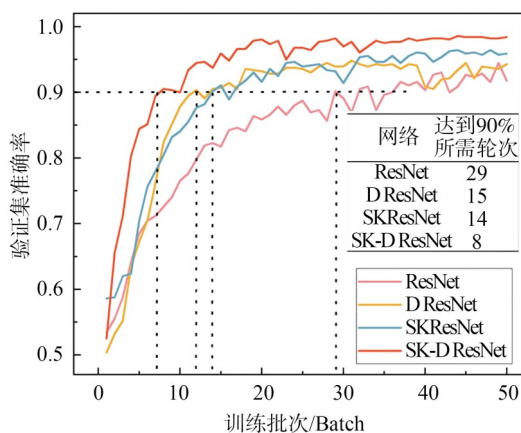


图9 消融实验验证集准确率

Fig. 9 Accuracy of the validation set for the ablation experiment

2.2.3 网络对比实验

为进一步验证SK-D ResNet对谱线比时间尺度纹理图分类效果的优越性,选取目前常见的图像识别网络开展对比实验,包括卷积网络DensNet、AlexNet、EfficientNet、MobileNet及基于Transformer的Vit,结果如表6所示。

由表6结果可知,基于Transformer的Vit对时间尺度纹理图的分类效果最差,训练集、验证集、测试集准确率仅为84.86%、82.79%和79.92%。这是因为ViT模型的局部特征处理能力较弱,对复杂模式和稀疏特征的提取效果远不及卷积神经网络的空间感知能力,导致其难以捕捉时间尺度纹理图的关键特征时。此外,ViT常规输入尺寸为 224×224 ,而时间尺度纹理图的尺寸为 100×100 ,当输入尺寸减小,划分得到的patch数量大幅减少(从196降至36),

这不仅降低了模型对输入图像的分辨能力,也限制了其在全局范围内捕捉关键特征的能力。此外,较少的patch数量可能导致ViT的自注意力机制在捕捉图像细节方面表现不足,从而影响模型对时间尺度纹理图的分类性能。

表6 不同网络对纹理图的分类效果

Table 6 Classification effects of different networks on texture images

网络	训练集准确率/%	验证集准确率/%	测试集准确率/%
Vit	84.86	82.79	79.92
MobileNet	96.47	85.84	84.94
EfficientNet	98.86	92.47	91.75
AlexNet	97.58	94.23	93.26
DensNet	99.82	93.72	92.83
SK-D ResNet	100	98.38	98.03

与Vit相比,常见的卷积网络分类效果有明显提升,除了MobileNet外,EfficientNet、AlexNet和DensNet准确率均达到90%以上,体现了传统卷积网络在处理小规模数据和局部特征提取方面的优势。卷积网络固有的局部感知能力和权重共享机制,使其在提取图像局部特征时更高效。同时,CNN在处理输入尺寸较小的数据时表现出更强的适应性。相较之下,ViT对全局信息的依赖性较高,在输入尺寸较小且数据量有限的情况下,其性能往往受到限制。因此,在不改变纹理图大小以及网络结构的前提下,卷积网络具有更好的分类效果。

与以上网络相比,SK-D ResNet网络提升明显。相比效果最好的AlexNet,验证集准确率提高4.15%,测试集准确率提高4.77%。这表明相比于传统卷积网络,多尺度特征选择与空间灵活性相结合的设计在复杂模式识别任务中具有极其明显的优势,对时间尺度纹理图的多尺度特征提取有很大的帮助。

为直观体现各网络的分类误差分布,绘制对比实验的混淆矩阵如图10所示。由图10可见,ViT在相邻稀释率类别间极易发生误判,其中标签1与标签2的混淆现象最为明显;传统卷积网络的混淆矩阵对角线元素相对集中,分类识别效果较好,但与SK-D ResNet相比仍有明显差距。

图11为对比实验中各网络的验证集准确率变化曲线。由图11可看出,ViT和MobileNet的训练速度慢、训练效果差,经过50轮训练后验证集准确率仍未达到90%,表明二者在时间尺度纹理图分类任

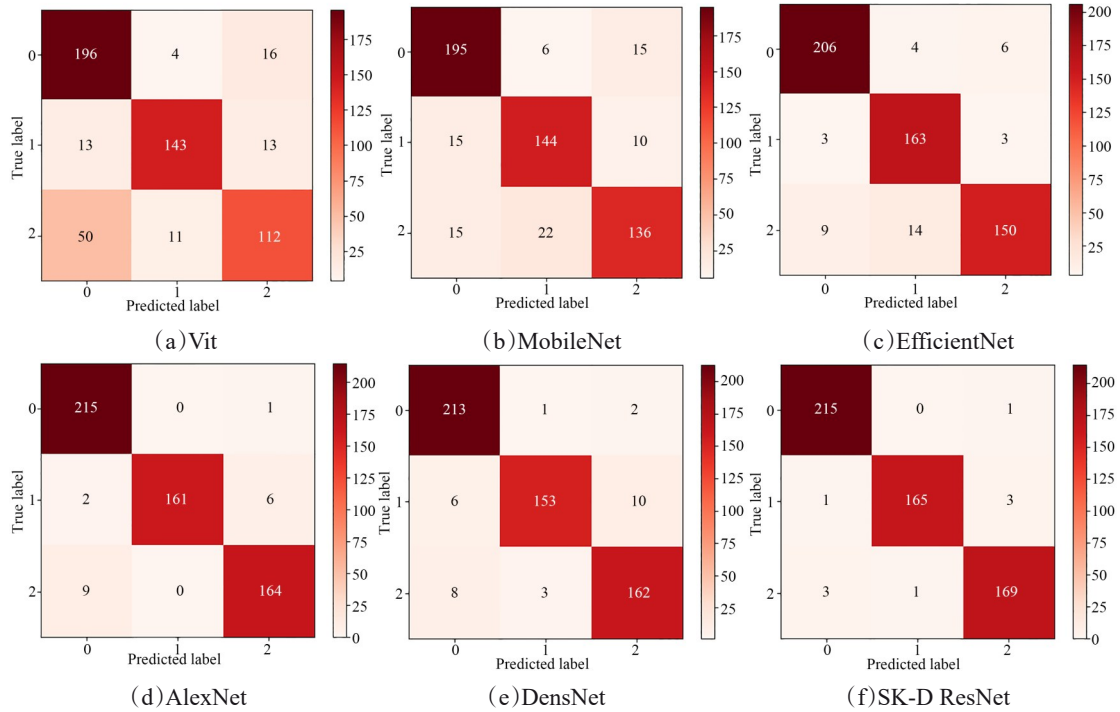


图10 对比实验混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of the comparative experiment

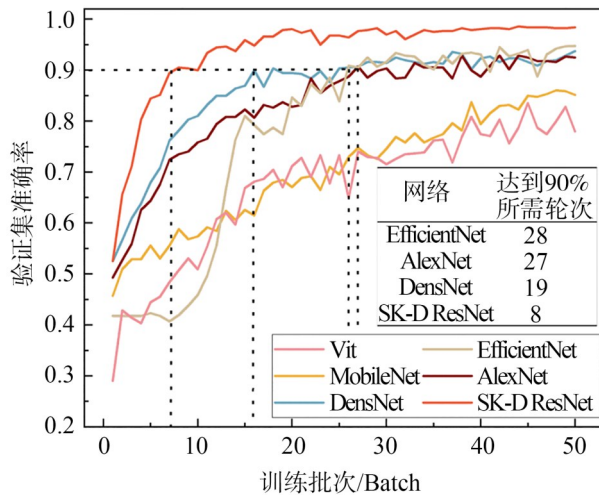


图11 对比实验验证集准确率

Fig. 11 Accuracy of the comparison experiment validation set

务中的适应性有限。相比之下, EfficientNet, AlexNet 和 DensNet 的验证集准确率均能达到 90% 以上, 达到该准确率所需的训练轮次分别为 28 轮、27 轮和 19 轮, 这表明这类卷积网络在处理时间尺度纹理图特征时更具优势。特别是 DenseNet, 得益于其特有的密集连接结构, 通过对低层特征的有效复用, 大幅加快了网络的收敛速度。而 SK-D ResNet 的训练速度提升尤为显著, 仅需 8 轮训练即可将准确率

提升至 90%, 且在任何一个训练阶段的准确率均高于其他 5 个对比网络, 说明 SK-D ResNet 是适配本文谱线比时间尺度纹理图分类任务的最优深度学习网络。

3 结论

本研究基于双通道光电倍增管的激光能量沉积稀释率监测系统, 提取关键元素谱线比特征并构建时间尺度纹理图, 提出 SK-D ResNet 深度学习网络实现稀释率的精准分类识别, 总结如下:

(1) 搭建的双通道光电倍增管硬件采集系统实现了激光能量沉积过程中关键元素谱线强度的精准采集。通过采用窄带滤光片与光电倍增管配合使用, 有效解决了光电倍增管无法提供光谱分辨率的问题。

(2) 提出谱线比时间尺度纹理图构建方法, 采用多尺度滑动窗口技术, 将一维谱线比序列转换为二维纹理图。该纹理图呈现出与激光工艺参数相关的周期性特征, 且随稀释率变化表现出显著的亮度与对比度差异。

(3)搭建基于ResNet的SK-D ResNet深度学习网络用于稀释率的分类监测,通过融合SKAttention模块与可变形卷积,有效提升了模型在复杂数据上的特征提取和分类能力,测试集准确率高达98.03%,比常规卷积网络提升4.77%以上,体现了基于关键元素谱线比的时间尺度纹理图以及SK-D ResNet网络的优越性。

参考文献:

- [1] Imran M M, Che Idris A, De Silva L C, et al. Advances in 3D printing: directed energy deposition techniques, defect analysis, and quality monitoring [J]. *Technologies*, 2024, 12(6): 86.
- [2] Chen L, Bi G, Yao X, et al. In-situ process monitoring and adaptive quality enhancement in laser additive manufacturing: A critical review[EB/OL]. arXiv, 2024.
- [3] Li X, Siahpour S, Lee J, et al. Deep learning-based intelligent process monitoring of directed energy deposition in additive manufacturing with thermal images[J]. *Procedia Manufacturing*, 2020, 48: 643-649.
- [4] 温钟淳, 关峰, 李明, 等. 工艺调控对Ti-6.5Al-2Zr-1Mo-1V激光熔化沉积层的影响机制研究[J]. *热加工工艺*, 2026, 55(03): 63-70.
WEN Z C, GUAN F, LI M, et al. Study on Influence Mechanism of Process Modulation on Ti-6.5Al-2Zr-1Mo-1V Laser Melting Deposition Layer [J]. *Hot Working Technology*, 2026, 55(03): 63-70.
- [5] Mazzarisi M, Angelastro A, Campanelli S L, et al. Monitoring of directed energy deposition laser beam of nickel-based superalloy via high-speed mid-wave infrared coaxial camera[J]. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 2024, 8(6): 294.
- [6] 张筱睿, 李涛, 石博文, 等. 融合注意力机制的ResNet熔覆层稀释率识别方法[J]. *机械设计与制造*, 2025(11): 1-4.
ZHANG X R, LI T, SHI B W, et al. ResNet Cladding Layer Dilution Rate Recognition Method Fused with Attention Mechanism [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2025(11): 1-4.
- [7] Cai Y, Wang Y, Chen H, et al. Molten pool behaviors and forming characteristics in wire-laser directed energy deposition with beam oscillation [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2024, 326: 118326.
- [8] 郭文涛. 基于多传感信号的激光粉末床熔融过程熔池特征原位监测研究[D]. 湖北: 武汉纺织大学, 2025.
GUO W T. In-situ monitoring of molten pool characteristics during laser powder bed fusion based on multi-sensor signals [D]. Hubei: Wuhan Textile University, 2025.
- [9] Staffa A, Palmieri M, Morettini G, et al. Sensitivity Analysis of Integrated Sensors Created Through Additive Manufacturing for Monitoring Components Subject to Dynamic Loads[J]. *Engineering Proceedings*, 2025, 85(1): 26-26.
- [10] 田根, 朱甫宏, 王文宇, 等. 基于机器学习的传感器监测在金属激光增材制造中的应用[J]. *材料导报*, 2025, 39(02): 179-194.
TIAN G, ZHU F H, WANG W Y, et al. Application of Sensor Monitoring Based on Machine Learning in Metal Laser Additive Manufacturing [J]. *Materials Reports*, 2025, 39(02): 179-194.
- [11] Chakrobarty A, Sultan T, Davidson A, et al. In-process ultrasonic monitoring of additive manufacturing: impact of track curvature on spectral responses of periodic builds[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2025, 139(7-8): 1-15.
- [12] Nagulin K, Terentev A, Vasilev I, et al. Recycling of used powder materials for additive manufacturing by processing in an inductively coupled plasma [J]. *Powder Technology*, 2025, 453: 120586-120586.
- [13] 白子键, 张志芬, 王杰, 等. 基于光谱物理特征感知网络的DED稀释率监测[J]. *焊接学报*, 2024, 45(11): 95-100.
BAI Z J, ZHANG Z F, WANG J, et al. Dilution rate monitoring of DED based on a spectral physical feature perception network [J]. *Transactions of The China Welding Institution*, 2024, 45(11): 95-100.
- [14] Jha A, M R, Muvvala G. Laser-material interaction and its significance in the laser-directed energy deposition process [J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2025, 147(11): 111001.